

Trabajo Fin de Grado

Modelos de *Credit Scoring*: propuesta y aplicación práctica a una empresa. Modelo *KMV Riskcalc*, caso Solaria.

Autor

Lucía Molina Alejandre

Director

María Vargas Magallón

Facultad economía y empresa, Campus Paraíso
2016

RESUMEN

Dada la diversidad y el gran volumen de operaciones financieras que se solicitan y ejecutan a diario, la información que se requiere sobre el cliente y la exigencia de requisitos para su concesión se ha hecho muy importante. La valoración de riesgos ha adquirido un papel muy relevante en las empresas y las entidades financieras, ya que éstas, no llevan a cabo ningún tipo de operación sin antes medir el efecto que tendrá en el negocio.

El objetivo de este proyecto, es, tras haber realizado un análisis económico-financiero del Grupo Solaria Energía y Medioambiente, S.A., valorar su riesgo mediante el cálculo de su probabilidad de impago, utilizando dos modelos de *Credit Scoring* propuestos por Moody's, uno para España y otro para Alemania. Se establecerán las principales diferencias entre ellos, y con el objetivo de demostrar la robustez de los modelos, se calculará finalmente el Z-Score de Altman (1968).

Palabras clave: probabilidad de incumplimiento, Credit Scoring, ratios financieros, riesgo.

ABSTRACT

Considering the diversity and the large volume of financial operations applied diary, the client information and the requirements to accept operations by financial companies have been become very crucial. The risk assessment has been become a relevant role among enterprises and financial companies, so that they do not carry out any kind of operation without sizing the effect that it could have on the business.

This project aims to measure Grupo Solaria Energía y Medioambiente, S.A. risk after having analyzed the economic and financial, and using two Credit Scoring models, one of them related to Spain and the other to Germany, it will be possible find her default probability. The main differences between the two models will be analyzed, and to demonstrate the models robustness, the Altman's Z-Score (1968) will be calculated.

Key words: default probability, Credit Scoring, financial ratios, risk.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN.....	4
2. METODOLOGÍA RISKCALC	9
2.1. KMV RISKCALC v3.1 SPAIN	10
2.1.1. Exclusión de datos	11
2.1.2. Fases para la determinación del modelo	12
2.1.3. Variables que componen el modelo	13
2.1.4. Relevancia de las variables	15
2.2. KMV RISKCALC v3.1 GERMANY	16
2.2.1. Exclusión de datos	17
2.2.2. Fases para la determinación del modelo	17
2.2.3. Variables que componen el modelo	17
2.2.4. Relevancia de las variables	20
3. NUESTROS DATOS.....	22
3.1. ANÁLISIS PATRIMONIAL DEL BALANCE DE SITUACIÓN	24
3.2. ANÁLISIS DE LA CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS	27
4. RESULTADOS TRAS LA APLICACIÓN DE LOS MODELOS DE <i>CREDIT</i>	
<i>SCORING</i>	31
4.1. INTRODUCCIÓN. CUESTIONES RELEVANTES	31
4.2. RESULTADOS OBTENIDOS TRAS LA APLICACIÓN DEL	
MODELO RISKCALC v3.1 SPAIN	32
4.3. RESULTADOS OBTENIDOS TRAS LA APLICACIÓN DEL	
MODELO RISKCALC v3.1 GERMANY	34
4.4. ANÁLISIS DE ROBUSTEZ: EL MODELO Z-SCORE DE ALTMAN	
(1968).....	36
5. CONCLUSIONES	39
BIBLIOGRAFÍA	40

1. INTRODUCCIÓN

La acumulación de capital humano, tecnológico, y la inversión, son considerados determinantes importantes del crecimiento económico. La inversión física¹, ha sido reconocida por los economistas clásicos como motor del crecimiento económico, y son las instituciones financieras las que ponen a disposición de los inversores el capital necesario para promover dicho crecimiento. Sin embargo, éstas en el momento en que prestan capital asumen un riesgo de crédito, entendido como “la posibilidad de que un cliente o contraparte incumpla las obligaciones que tiene bajo los términos acordados, quedando recogido de forma cuantitativa por la probabilidad de incumplimiento” (Comité de Basilea, Supervisión Bancaria). Por lo tanto, las técnicas de evaluación del riesgo crediticio, así como las probabilidades de impago, han adquirido mucha importancia en los últimos años.

El *Credit Scoring* puede definirse de dos formas:

- Método estadístico o cuantitativo: utilizado para predecir la probabilidad de impago de un solicitante de crédito o prestatario existente (Mester, 1997). Usando una serie de datos históricos y técnicas matemáticas, se obtiene un “*score*” o puntuación, utilizada para clasificar a los solicitantes de crédito en términos de riesgo.

- Método sistemático: para evaluar el riesgo de crédito, que proporciona un análisis coherente de los factores que determinan el nivel de riesgo (Fensterstock, 2005). Dichos factores se determinan a través de un análisis de la actividad histórica del cliente, teniendo en cuenta, ciertos parámetros descriptivos que influyen en el nivel de riesgo. Una vez creado el modelo, se introducen todos los datos necesarios del deudor, y de forma automática, el software de evaluación de crédito ayuda a predecir si será capaz de pagar sus deudas a tiempo, así como la probabilidad de que se declare en quiebra o no cumpla con sus obligaciones.

Las técnicas de *Credit Scoring*, comenzaron a aplicarse en Estados Unidos a partir de los años 60, con el objetivo de determinar de forma rápida, barata y automatizada, si aquellos individuos solicitantes de financiación eran aptos para recibirlo. A partir de los años 70,

¹ Como inversión física, se consideran todos aquellos gastos destinados a la construcción y/o conservación de obra pública y la adquisición de bienes de capital para la misma.

gracias al gran volumen de solicitudes de crédito, concretamente, de tarjetas de crédito, la utilización de estos modelos se generalizó, ya que las técnicas anteriormente utilizadas para evaluar el riesgo eran poco eficientes. Posteriormente las instituciones financieras extrapolaron su uso hacia otros productos financieros, como préstamos hipotecarios, personales, o para pequeños negocios.

Las técnicas tradicionales de evaluación del riesgo crediticio, se basaban en la experiencia de los gerentes de crédito, y en proyecciones de la probabilidad de incumplimiento y de la capacidad de pago de los prestatarios, pero las decisiones eran tomadas basándose en el juicio humano. Concretamente, se realizaba una evaluación de los candidatos analizando las 5 C's: Carácter del solicitante de crédito, Capacidad de repago, Capital disponible como respaldo, Colateral como garantía del préstamo y Condiciones de la economía en general. Toda la información clave se obtenía a partir de la relación que la institución financiera tenía sobre el cliente. En grandes ciudades, donde esta relación se volvió impersonal, y los clientes podían tener una alta movilidad geográfica, este método de obtención de la información se volvió muy ineficiente.

Ante el gran movimiento de capitales, una concesión más generalizada del crédito, un incremento en las solicitudes crediticias, y el desarrollo de los recursos estadísticos e informáticos, las instituciones financieras mejoraron los modelos de *Credit Scoring* para evaluar el riesgo de crédito de una forma más formal, objetiva, eficiente y rápida. Actualmente, este tipo de modelos estadísticos son muy utilizados para identificar la probabilidad de impago. Desde los últimos años el método de medición del incumplimiento crediticio ha tomado especial importancia, gracias en gran parte, al acuerdo sobre legislación y regulación bancaria que fue emitido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea en el año 2004.

Se mide el riesgo de incumplimiento de un individuo concreto o empresa, independientemente de lo que ocurra con el resto de la cartera de préstamos. En términos prácticos, estos modelos ayudan a reducir el tiempo del proceso de otorgamiento de crédito, y proporcionan una mayor automatización y objetividad, reduciendo la necesidad de intervención humana en la evaluación y la estimación del riesgo. Los principales usuarios son las instituciones financieras y bancos, por un lado, y las compañías de retail y de seguros, por otro.

Inicialmente, durante la década de los 70, estaban basados en técnicas estadísticas, mientras que actualmente han evolucionado introduciéndose técnicas econométricas, matemáticas y de inteligencia artificial. Para su estimación, se utiliza la información contenida en las solicitudes de crédito, así como fuentes de datos internas y externas. Al final, se asigna al evaluado una puntuación o *score*, o una calificación o *rating*, y dependiendo de ésta, la entidad financiera concede o no la operación en cuestión. Finalmente, lo que se busca es estimar la probabilidad de incumplimiento del deudor (probabilidad de *default*), asociada a su *score*, *rating* o calificación.

Sin embargo, a pesar de que se ha investigado en este campo, no existe una metodología concreta internacionalmente aceptada a seguir, sino que han surgido infinidad de modelos en los que se valoran distintos tipos de variables, en función también del tipo de operación financiera que se esté considerando, así como del nivel de riesgo que cada entidad está dispuesta a asumir:

- Métodos estadísticos: fueron los primeros modelos en utilizarse en los años 60, y todavía actualmente, son los más comunes. En este grupo, se encuentran el análisis discriminante y los métodos de clasificación. El primero tomó como base el Z-Score propuesto por (Altman, 1968), que utilizaba un historial crediticio y determinados ratios financieros, con el objetivo de distinguir entre aquellos clientes con probabilidad de impago alta y baja. Se trataba de una forma de regresión lineal en sus inicios, sin embargo, dado que esta requiere el cumplimiento de determinados supuestos estadísticos, como alternativa, aparecieron métodos menos restrictivos como son la regresión logística (Harrel and Lee, 1985), el modelo Probit y el Logit, (Boyes, Hoffman y Low, 1987 y Greene, 1992) ya que permiten calcular para cada individuo una probabilidad de *default* (impago). Entre los métodos de clasificación, destacan los basados en árboles de clasificación o decisión (Srinivasan y Kim, 1987). Éstos tienen la ventaja de no requerir formulación de supuestos estadísticos sobre distribuciones o formas funcionales, y permiten establecer una relación determinada entre las variables de forma visual, facilitando el entendimiento en la formación del *scoring*.

- Métodos no estadísticos: hasta los años 80 solamente se disponía de modelos estadísticos, y dado que durante la década anterior se había investigado en gran medida en el ámbito de inteligencia artificial, programando ordenadores para

que realizasen labores humanas, uno de los métodos más exitosos fue el sistema de expertos. A través de la programación de ordenadores, se podía introducir bases de datos con una amplia gama de información y un mecanismo generador de reglas.

- En los últimos años, han aparecido una serie de técnicas nuevas, denominadas Minería de Datos. Estas técnicas tienen la ventaja de no tener demasiados requerimientos y supuestos para las variables de entrada, incrementando su validez. Entre las más utilizadas se encuentran los *support vector machines*, las redes neuronales (Pérez y Fernández, 2007) y los algoritmos genéricos.

Una vez concedida la operación financiera que se ha valorado previamente con un modelo de *Credit Scoring* determinado, las entidades utilizan el *Scoring* de Comportamiento o *Behavioural Scoring* para valorar cuáles de los actuales clientes tienen una alta probabilidad de no realizar el pago a corto o medio plazo, es decir, se valora si conviene o no mantener al cliente. Puede utilizarse también para modelar la forma de repago y determinar si es aconsejable o no renegociar los límites acordados inicialmente, fijar nuevos intereses o comisiones en las renovaciones, ofrecer nuevos productos...

En cuanto al tipo de variables que se utilizan en la construcción de estos modelos, varían dependiendo de las características del propio modelo.

Así en modelos para individuos y Pymes (cartera retail), normalmente se utilizan variables socioeconómicas como son edad, estado civil, cantidad de personas al cargo, nivel educativo, si tiene propiedades, si tiene tarjetas de crédito, ocupación, antigüedad laboral, ingresos totales, capacidad de pago, plazo...

En cambio, para la construcción de modelos de valoración de grandes empresas (corporates), las variables utilizadas son las que se encuentran en los estados contables de las mismas, variables relevantes del sector económico, información cualitativa de la dirección... Concretamente, algunas de las que se incluyen son ratios como: activos/IPC, pasivos/activos, ingresos netos/activos, efectivo/activos, EBIT/activos...

Normalmente, las entidades fijan un punto de corte, un *cut off*, para determinar a través de éste qué solicitudes aceptan y cuáles no. Es decir, aquéllas que tengan una puntuación

igual o superior a este punto de corte serán aceptadas, y se rechazarán las restantes. En la delimitación del punto de corte no solo influye el nivel de riesgo que esté dispuesto a asumir la entidad, sino que también depende de la tasa de beneficios que ésta desea.

A rasgos generales hay dos grandes tipos de *scoring*: los externos, como son los métodos de *Credit Scoring* publicados por grandes empresas basados como Fitch, Standard and Poors o Moody's basados en la probabilidad de incumplimiento; y los internos, elaborados por bancos o entidades financieras, dependiendo del lugar geográfico en el que operen, el área de actividad o capacidad de la misma, desarrollan modelos especiales y personalizados.

Tras describir dos modelos de *Credit Scoring* propuestos por Moody's para España y Alemania, el objetivo de este trabajo es calcular la probabilidad de impago de una misma empresa, que tenga actividad en ambos países, utilizando las cuentas anuales consolidadas de los últimos cinco años, y comprobar si hay similitud entre los resultados obtenidos, o si por el contrario la posición que el país tiene en cuanto al riesgo, influye a la hora de la concesión de un crédito, dados unos datos concretos del Grupo Salaria.

En primer lugar se describirá la metodología Riskcalc propuesta por Moody's, tanto para España como para Alemania. En este apartado se expondrán detalladamente ambos modelos, las variables y/o ratios que consideran y la forma de calcular la probabilidad de impago. En el tercer apartado, se realizará un análisis económico-financiero de las cuentas anuales consolidadas del Grupo Salaria de los últimos cinco ejercicios económicos. Posteriormente, se calculará la probabilidad de impago con cada uno de los modelos desarrollados en el segundo apartado, se compararán, y finalmente, en el quinto punto se extraerán las conclusiones de los resultados obtenidos.

2. METODOLOGÍA RISKCALC

En el año 2002, Moody's adquirió un proveedor de herramientas de análisis de crédito cuantitativo para prestamistas, inversores y entidades. Esta adquisición expandió la oferta de productos de gestión del riesgo de crédito y complementó la calificación de negocios en los mercados de capitales.

Desde el comienzo, el método KMV², ayudó a inversores, prestatarios y empresas a entender y adoptar los métodos y herramientas más avanzados para gestionar el riesgo de crédito. Su mayor avance, fue EDF (*Expected Default Frequency*), es decir, la frecuencia esperada de incumplimiento, creada a finales de los años ochenta, y supuso un cambio drástico en la forma de gestionar el riesgo a nivel internacional. El método KMV RiskCalc, reúne una red de modelos para evaluar la probabilidad de incumplimiento de empresas privadas a nivel mundial. Además, a partir de entonces, el análisis del riesgo asumido por las entidades financieras por otorgamientos de crédito comenzó a efectuarse de una forma más estructurada. Se creó posteriormente el KMV LossCalc (Dwyer, Korablev, 2009), siendo el primer modelo predictivo disponible en el mercado que cuantificaba la pérdida en caso de impago. Más de 2.000 bancos comerciales y de inversión líderes, compañías de seguros, así como corporaciones que llevan a cabo su actividad en más de 80 países distintos, utilizan este tipo de modelos.

Moody's tiene acceso a la mayor red de datos, tanto de compañías públicas como privadas en todo el mundo. Ésta contiene información de los últimos 30 años, relativa a unas 6.000 entidades públicas y 220.000 privadas.

A causa de esta amplia disponibilidad de datos, existe una mayor facilidad para crear modelos de gestión de riesgo crediticio, aplicables a nivel mundial, que además sirven de base para la investigación, desarrollo, valoración y evaluación de otros modelos. Concretamente, el KMV RiskCalc ayuda predecir a la probabilidad de impago de empresas privadas, estando presente en diversos lugares geográficos con más de 20 modelos propuestos, y es utilizado por cientos de instituciones en todo el mundo. Mientras que el proceso de aplicación es el mismo, cada modelo considera peculiaridades internas, regulatorias, contables y prácticas, específicos de cada región.

² Las siglas KMV hacen referencia a los propios creadores del modelo: Kealhofer, McQuown y Vasicek.

Esta metodología permite evaluar el riesgo de una entidad privada de dos formas. Por un lado, través de los Estados Financieros (*Financial Statement Only FSO*), evaluando el riesgo de impago de una entidad utilizando información sobre el sector en el que opera y la que dicha empresa publica en sus estados financieros; y por otro, a través del Crédito Ciclo Ajustado (*Credit Cycle Adjusted, CCA*), que permite ajustar ese riesgo de incumplimiento en función de la fase en la que se encuentre el crédito, es decir, refleja la valoración actual del crédito del mercado. Es un indicador enfocado hacia el futuro, se actualiza mensualmente, ya que es específico para cada sector y el país donde la empresa opera. Además tiene la capacidad de superar la prueba de estrés de Moody's, ante diferentes escenarios sobre el ciclo del crédito propuestos por Basilea II.

A continuación, se explicarán de forma detallada dos modelos de *Credit Scoring* propuestos por Moody's, uno para entidades españolas, y otro para entidades que operan en Alemania.

2.1. KMV RISKCALC v3.1 SPAIN

En este apartado se detallarán todas las características, información y valoraciones sobre el modelo RiskCalc v3.1 propuesto para España (Kelvin Chua, Hood, 2008).

Este modelo, mejora el RiskCalc v1.0 Spain, anteriormente propuesto, ya que se amplió el tamaño de la base de datos para España, incluyéndose nuevos ratios para expandir el dinamismo de los factores de empresas privadas que influyen en el riesgo de crédito, además de nuevas herramientas que permiten realizar el análisis de una forma más cómoda y transparente.

Dicha base de datos recoge información de diversas instituciones, con las que la entidad mantiene una estrecha relación, para detectar y comprender tanto sus fortalezas, como sus debilidades. También da asistencia a instituciones e inversores, interesados en determinar el riesgo de impago de una entidad concreta.

La metodología RiskCalc, considera impago (*default*) a todas aquellas situaciones que suponen pagos atrasados, quiebra de entidades, liquidaciones, suspensión de pagos y disoluciones de compañías. Finalmente, los resultados obtenidos en el modelo son transformados y ajustados para llegar a una interpretación coherente de los mismos.

2.1.1. Exclusión de datos

El objetivo del modelo RiskCalc, es proporcionar una probabilidad esperada de incumplimiento de crédito (EDF) para compañías españolas privadas en el segmento del *middle market*. Este mercado está compuesto en Europa por unas 6.000 empresas cuya facturación anual está comprendida entre los 10 y 500 millones de euros³. Todas las firmas e industrias bajo las cuales se ha desarrollado el modelo han de tener características similares en cuanto a impago se refiere. Por ello, para crear un modelo preciso y eficiente, no se han tenido en cuenta las siguientes compañías, ya que no presentan las características propias de este mercado:

- Pequeñas empresas: cuyos activos reales son inferiores a 100.000 euros, y sus ventas netas no superan los 500.000 €. Los estados financieros de este tipo de empresas pueden ser menos precisos, y de menor calidad informativa que los de grandes compañías.
- Instituciones financieras: bancos, compañías de seguros y sociedades de inversión, ya que los requisitos de regulación y de capital de estas instituciones, las hacen diferentes a los de las empresas que operan en el *middle market*.
- Entidades inmobiliarias: sus cuentas anuales están ligadas a bienes mobiliarios y actividades de inversión, solo reflejan una parte de su dinamismo, influyendo en su probabilidad de impago. El éxito de este tipo de empresas depende del resultado de algún proyecto en concreto, recomendándose utilizar otro tipo de modelos.
- Entidades públicas o sin ánimo de lucro: los Gobiernos tienen gran influencia en estas empresas, e intervienen en determinadas situaciones impidiendo su quiebra, lo que hace que sus estados contables no sean comparables con los de otras empresas privadas.
- *Start-ups*: entendidas como aquellas empresas pequeñas o medianas de reciente creación, y normalmente ligadas al sector tecnológico. Sus estados financieros durante sus primeros años pueden llegar a presentar grandes volatilidades, siendo un mal reflejo de la capacidad de solvencia de la empresa.

Todos los estados financieros que se utilizan para la elaboración del modelo han sido revisados y se han eliminado aquellos que no cumplían con los requisitos exigidos.

³ European Mid-Market Barometer January 2015. (Ernst and Young).

Durante un período de casi doce meses se realizan controles de plausibilidad a estos estados y, en caso de detectarse errores, son excluidos del análisis.

2.1.2. Fases para la determinación del modelo

El modelo incorpora varios componentes para determinar la probabilidad esperada de incumplimiento (EDF). Estos pueden ser ratios financieros, transformaciones de los mismos, información de determinadas industrias, y ajustes de ciclo del crédito. El desarrollo del modelo RiskCalc incluye las siguientes etapas:

1. Elegir un determinado número de variables de los estados financieros de una lista de posibles variables.
2. Transformar las variables seleccionadas en probabilidades provisionales de impago, usando técnicas no paramétricas.
3. Estimar las ponderaciones de las variables usando un modelo probit, combinado con variables industriales.
4. Por último, crear una transformación definitiva que convierta la puntuación del modelo probit, en una medida real de riesgo de crédito. Los modelos se basan en la siguiente forma funcional:

$$FSO\ EDF = F \left(\Phi \left(\sum_{i=1}^N \beta_i T_i(x_i) + \sum_{j=1}^K \gamma_j I_j \right) \right) \quad (1)$$

La Fórmula (1) recoge el cálculo de la probabilidad de impago para un año concreto. $x_1 \dots x_N$ son las variables explicativas, es decir, diferentes ratios a considerar; $I_1 \dots I_k$ son variables que identifican la clase de industria (si es aplicable); β y γ , son coeficientes; Φ la distribución normal acumulada; $T_1 \dots T_N$ son transformaciones no paramétricas que capturan el impacto no lineal de los ratios financieros sobre la probabilidad de insolvencia; FSO EDF probabilidad final de incumplimiento; y F la transformación final que recoge la relación empírica entre el *score* del modelo probit y la probabilidad de incumplimiento.

2.1.3. Variables que componen el modelo

Tras el proceso de selección de las variables, éstas son clasificadas en grupos o categorías, que representan distintas áreas o conceptos referentes a la posición financiera de las entidades. El modelo final es construido en principio con una variable de cada categoría, sin embargo, en caso de que se pueda mejorar la eficacia del modelo, puede utilizarse más de una variable por grupo. A continuación, en la Tabla 2.1 se recogen las variables que conforman el modelo. Posteriormente se explican las diferentes categorías que se consideran en el modelo RiskCalc v3.1 propuesto para España, así como el efecto (creciente o decreciente) que producen sobre la probabilidad de incumplimiento (ANEXO I):

Tabla 2.1: Variables del modelo RiskCalc v3.1 Spain

Categoría	Definición
Actividad	$\frac{\text{Gastos financieros}}{\text{Ventas}}$
Deudas	$\frac{\text{EBITDA}^4}{\text{Gastos Financieros}}$
Crecimiento	$\text{Change in AR Turnover: } \text{AR Turnover}_t^5 - \text{AR Turnover}_{(t-1)}$ Crecimiento de las ventas: $\frac{\text{Ventas}_t}{\text{Ventas}_{t-1}} - 1$
Apalancamiento	$\frac{\text{Pasivo} - \text{Disponible}}{\text{Activo total}}$
Liquidez	$\text{Current ratio} = \frac{\text{Activo corriente}}{\text{Pasivo corriente}}$ $\frac{\text{Disponible}}{\text{Activo corriente}}$
Rentabilidad	$\text{Return on assets (ROA)} = \frac{\text{RAIT}}{\text{Activo Total Medio}}$

Fuente: Moody's KMV RiskCalc v3.1 Spain

- Ratios de actividad: en este grupo se incluye información de las ventas y cuentas pendientes de cobro por parte de las entidades. Se mide el grado en que la empresa tiene valorados en sus activos los derechos pendientes de cobro, cuentas cuya cuantía puede presentar subjetividad. Por ejemplo, una empresa que contabilice en su balance un gran inventario de productos terminados, puede no vender todo lo que esté

⁴ EBITDA: se define como resultado operativo + Amortización y Depreciación.

⁵ AR Turnover se define como cuentas a cobrar / ventas

produciendo, afectando negativamente a su actividad, y por lo tanto, incrementando su probabilidad de incumplimiento.

- Cobertura de la deuda: recoge la relación entre el flujo de caja y los intereses a los que las empresas tienen que hacer frente, además de otras obligaciones contraídas. Concretamente, para este modelo, se estudia la relación entre el EBITDA de la empresa y los gastos financieros, siendo la relación entre ésta y la probabilidad de impago indirecta, es decir, si se incrementa el valor de dicha relación la probabilidad de impago descende, ya que la capacidad de la entidad para hacer frente a las deudas aumenta.
- Variables de crecimiento: miden la estabilidad de la actividad de la empresa, concretamente los cambios producidos en la relación entre las cuentas a cobrar y las ventas y el crecimiento de éstas. Estos ratios tienen un doble comportamiento, ya que tanto un crecimiento fuerte, como una caída rápida de los mismos, afecta negativamente a la probabilidad de incumplimiento. Así, tanto para una variación brusca en la relación *Change in AR Turnover*, como para un crecimiento de las ventas, la probabilidad de impago se incrementa, ya que no indica estabilidad de la empresa.
- Ratios de apalancamiento: mide las consecuencias que las variaciones de ciertos costes fijos provocan sobre las variaciones en el resultado empresarial, un apalancamiento elevado, incrementa la EDF. Es decir, cuanto más grande sea el ratio que se considera, mayor será la probabilidad de impago, ya que indica que la entidad no puede hacer frente a sus deudas con el efectivo y los activos no corrientes que dispone.
- Variables de liquidez: se incluyen efectivo u otros activos fácilmente convertibles en dinero, el ratio de liquidez... Miden el grado en que la empresa dispone de activos líquidos, en función del tamaño de sus activos y pasivos. Una alta liquidez, reduce la probabilidad de incumplimiento. Para este grupo se encuentran dos ratios: *current ratio* y la relación definida como efectivo más disponible entre activo corriente, guardando ambos una relación inversa con la probabilidad de incumplimiento o *default*, es decir, a medida que se incrementan dicha probabilidad disminuye, es decir, mejora, ya que la empresa es más solvente a corto plazo.
- Ratios de rentabilidad: se incluyen ingresos netos, ingresos netos menos partidas extraordinarias, beneficios antes de impuestos y resultado operativo en el numerador; y activo total, activos inmateriales, activos fijos y ventas en el denominador. Una alta

rentabilidad reduce la probabilidad de incumplimiento, por lo que el ROA guarda también una relación inversa o indirecta con respecto a la probabilidad de impago.

Después de que el proceso de selección de las variables culmine, es necesario traducirlas en probabilidad de incumplimiento.

2.14. Relevancia de las variables

El valor relativo de cada variable utilizada para el cálculo de la EDF, adquiere especial relevancia a la hora de entender el riesgo de crédito de cada entidad. La naturaleza no lineal del modelo, hace que el peso de las variables en él sea complicado de determinar, ya que el impacto de cada una de ellas sobre el riesgo, depende de su coeficiente, su transformación, y su rango de percentil. En la Tabla 2.2 se presenta el peso que cada categoría de variables tiene sobre la probabilidad de incumplimiento:

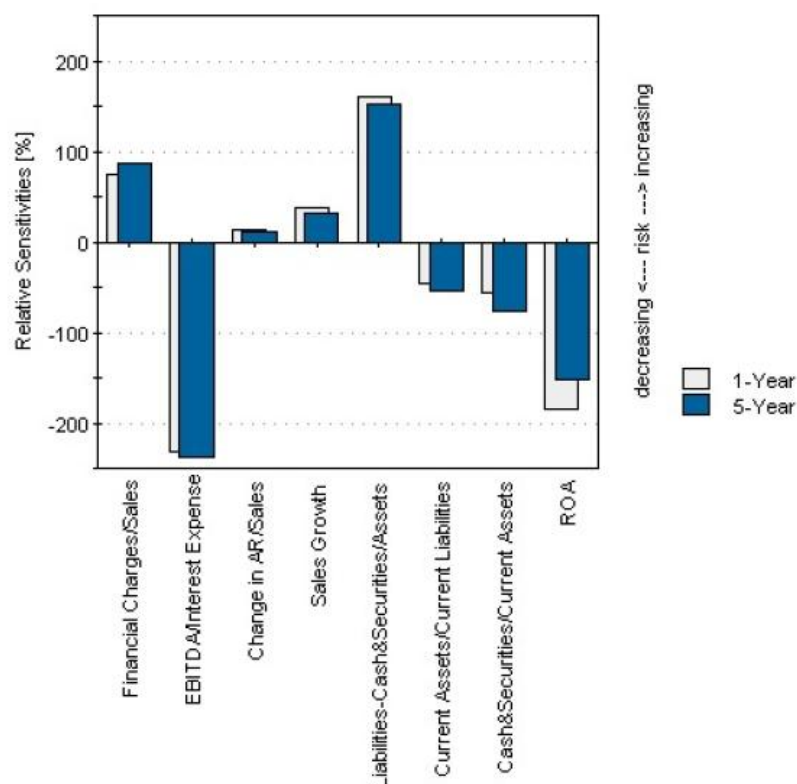
Tabla 2.2: Peso de cada categoría en el riesgo de crédito para el modelo RiskCalc v3.1 Spain

Categoría	Peso	Categoría	Peso
Actividad	21%	Apalancamiento	16%
Cobertura de la deuda	18%	Liquidez	12%
Crecimiento	16%	Rentabilidad	16%

Fuente: Moody's KMV RiskCalc v3.1 Spain

Además, el modelo lleva consigo una herramienta de análisis que permite calibrar el impacto relativo que cada variable tiene individualmente sobre la EDF. Esta característica es muy útil a la hora de identificar qué variables han de mejorarse para disminuir la probabilidad de impago. Esta “sensibilidad relativa”, calcula el impacto que un pequeño cambio producido en una variable tiene sobre la EDF, así como la variable que más influye en dicha probabilidad.

Gráfico 2.1: Peso relativo de cada variable sobre la EDF



Fuente: Moody's KMV RiskCalc v3.1 Spain

Tal y como se observa en el Gráfico 2.1, un incremento de las variables que tienen valores positivos, provocarán el mismo efecto en el riesgo de crédito, mientras que un aumento de aquellas que tienen valores negativos, harán disminuir la probabilidad de impago. Por ejemplo, en caso de que la quinta variable explicativa experimentase un crecimiento de 1%, el incremento del riesgo de la compañía sería de un 150%.

2.2. KMV RISKCALC v3.1 GERMANY

En este apartado se desarrollará el mismo análisis que en el apartado anterior, pero en este caso relativo al modelo RiskCalc v3.1 propuesto por Moody's para Alemania (Hood y Dwyer, 2006).

Como en el caso anterior, este modelo, mejora el RiskCalc v1.0 Germany, anteriormente propuesto por Moody's, y por las mismas causas que en el caso español. La base de datos también recoge información fiable y de calidad, de diversas instituciones, con las que la entidad mantiene una estrecha relación.

Puesto que no hay una definición única de lo que se considera riesgo de crédito, RiskCalc aplica el criterio utilizado por los más avanzados economistas en el mundo. Así para el desarrollo del modelo alemán, se considera situación de impago aquella en la que han transcurrido noventa días de atraso sobre el evento predeterminado. En caso de que esta información no esté disponible se considera que no se ha hecho frente a las obligaciones si los deudores alcanzan más de los noventa días de mora hasta la insolvencia y liquidación.

2.2.1. Exclusión de datos

Como el anterior, este modelo también está diseñado para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento (EDF) para compañías alemanas que operen en el *middel market*, (cuya cifra de negocios se encuentre entre los 10 y 500 millones de euros⁶). Además siguiendo la misma metodología, se han eliminado todas aquellas que no cumplían los requisitos requeridos. Dichas entidades son las mismas excluidas que para el modelo español (*véase el punto 2.1.1. Exclusión de datos*).

2.2.2. Fases para la determinación del modelo

El modelo incorpora varios componentes para determinar la probabilidad esperada de incumplimiento (EDF). Estos pueden ser ratios financieros, transformaciones de los mismos, información de determinadas industrias, y ajustes de ciclo del crédito. Para el desarrollo del modelo RiskCalc v3.1 para Alemania se ha seguido el mismo procedimiento que en el caso anterior, por lo que la forma funcional final para el cálculo de la probabilidad de impago también es la misma. (*Véase el apartado 2.1.2. Fases para la determinación del modelo*).

2.2.3. Variables que componen el modelo

Las variables seleccionadas son clasificadas en grupos o categorías, con el objetivo de representar distintas áreas de la posición financiera de las entidades. El modelo final es construido en principio con una variable de cada grupo, sin embargo, en caso de que se pueda mejorar la eficacia del modelo, pueden utilizarse más de una variable por grupo, solo en caso de que el modelo no pierda efectividad. A

⁶ European Mid-Market Barometer January 2015. (Ernst and Young).

continuación, en la Tabla 2.3 se muestran todas las variables que forman el modelo, y posteriormente se describen las diferentes categorías que se consideran en el modelo RiskCalc v3.1 propuesto para Alemania, así como el efecto (creciente o decreciente) que producen sobre la probabilidad de incumplimiento (ANEXO II):

Tabla 2.3: Variables del modelo RiskCalc v3.1 Germany

Categoría	Definición
Apalancamiento	Equity ratio^7 <p>Estructura de Deudas:</p> $\frac{\text{Acreedores comerciales} + \text{Deudas bancarias} + \text{Pagarés}}{\text{Deudas} + 50\% \text{ reservas especiales} - \text{Anticipos}}$
Liquidez	$\frac{\text{Efectivo} + \text{Equivalentes}}{\text{Pasivo Corriente}}$
Rentabilidad	$\frac{\text{EBITDA}}{\text{Activo Total}}$ $\frac{\text{Resultado de explotación}}{\text{Ventas}}$
Actividad	$\text{Trade creditors ratio} = \frac{(\text{Acreedores comerciales} + \text{Pagarés}) * 360}{\text{Ventas}}$
Cobertura de deuda	$\text{Debt coverage} = \frac{\text{Beneficio ordinario} - \text{Depreciaciones}}{\text{Deudas} + 50\% \text{ reservas especiales} - \text{Anticipos}}$
Coste	$\frac{\text{Gastos de personal}}{\text{Ventas}}$
Crecimiento	<p>Crecimiento de las ventas:</p> $\frac{\text{Ventas netas}_t}{\text{Ventas netas}_{t-1}} - 1$

Fuente: Moody's KMV RiskCalc v3.1 Germany

- Ratios de apalancamiento: de la misma forma que en el modelo español, un apalancamiento elevado incrementa la EDF. En este grupo se han seleccionado en dos ratios: el primero, *Equity ratio*, tiene una relación inversa con la probabilidad de incumplimiento, es decir, si éste aumenta la EDF disminuye, ya que la solvencia de la empresa se refuerza. El segundo, representa la parte que la empresa se financia con fuentes ajenas a ella, y tiene una relación directa con la probabilidad de incumplimiento, es decir, si éste se incrementa, dicha probabilidad también lo hace.

⁷ *Equity ratio* se define como:

$$\frac{\text{Capital} + 50\% \text{ reservas especiales} - \text{Activos inmateriales}}{\text{Activo total} - \text{activos intangibles} - \text{Efectivo y equivalentes} - \text{Inversiones financieras a corto plazo} - \text{Terrenos y construcciones}}$$

- Variables de liquidez: incluyen efectivo, u otros activos fácilmente convertibles en dinero, el ratio de liquidez... Miden el grado en que la empresa dispone de activos líquidos, en función del tamaño de sus activos y pasivos. Una alta liquidez reduce la probabilidad de incumplimiento. En este caso, para esta categoría solo se tiene en cuenta un ratio. La relación de éste con la probabilidad de *default* es inversa, ya que esta variable refleja la proporción de deudas que la entidad puede cubrir con sus activos más líquidos.
- Ratios de rentabilidad: incluyen ingresos netos, ingresos netos menos partidas extraordinarias, EBITDA, EBIT y resultado operativo en el numerador; y activo total, activos inmateriales, activos corrientes y ventas en el denominador. En esta categoría se incluyen dos ratios, y ambos mantienen una relación inversa con la probabilidad de incumplimiento.
- Ratios de actividad: en este grupo se incluyen ventas y cuentas pendientes de cobro por parte de las entidades. Como en el modelo español, se mide el grado en que la empresa tiene valorado en sus activos los derechos pendientes de cobro, cuentas cuya cuantía puede presentar subjetividad. La relación del *Trade Creditor Ratio* es positiva, es decir, un incremento en dicho ratio provoca un crecimiento de la probabilidad de *default*.
- Cobertura de la deuda: recoge la relación entre el flujo de caja y los intereses a los que las empresas tienen que hacer frente, además de otras obligaciones contraídas. Concretamente, para este modelo, se estudia la relación entre el resultado de la entidad sin contar la depreciación, y algunas de sus deudas. La relación que este ratio mantiene con la probabilidad de impago es indirecta, es decir, si se incrementa el valor de dicha relación, la EDF desciende.
- Coste: mide los costes laborales en términos relativos de la entidad. Cuando el ratio seleccionado se incrementa, la probabilidad de incumplimiento también lo hace. Sin embargo, parte de la pendiente de esta curva es nula para valores bajos de la misma. Esto indica que para pequeños cambios en la relación gastos de personal sobre las ventas, la probabilidad de *default* se mantiene inalterada.
- Variables de crecimiento: miden la estabilidad de la actividad de la empresa. Tienen un doble comportamiento, ya que, tanto un crecimiento fuerte, como una caída rápida de los ratios que se valoran, afecta negativamente a la probabilidad de incumplimiento. En este caso solamente se ha seleccionado el ratio de crecimiento de

las ventas, si este experimenta una variación, la probabilidad de impago se incrementa, mientras que unas ventas constantes año tras año, la disminuyen.

- **Tamaño:** la variable es ventas netas ajustadas por la inflación, tomando como base las ventas del ejercicio 2.002. guarda una relación inversa con la probabilidad de insolvencia, de forma que si la variable se incrementa, la probabilidad EDF disminuye.

Después de que el proceso de selección de las variables culmine, es necesario traducirlas en probabilidad de incumplimiento.

Con respecto al modelo español, hay que destacar que en el RiskCalc v3.1 Germany se valoran las mismas categorías o grupos, sin embargo, se incluyen en este último dos variables más, y solamente aquella que representa la variación de ventas de un ejercicio con respecto al anterior coincide en ambos modelos. El resto aunque en la mayoría de ellas se utilizan para su cálculo las mismas partidas de los estados financieros, su combinación hace que los ratios sean diferentes en cada modelo.

2.2.4. Relevancia de las variables

Igual que en el apartado anterior, el modelo propuesto por Moody's da información sobre la importancia de cada categoría en el modelo, es decir, se puede conocer el peso relativo de cada una:

Tabla 2.4: Peso de cada categoría en el riesgo de crédito para el modelo RiskCalc v3.1 Germany

Categoría	Peso	Categoría	Peso
Apalancamiento	28%	Cobertura de deudas	11%
Liquidez	18%	Coste	6%
Rentabilidad	14%	Crecimiento	6%
Actividad	13%	Tamaño	5%

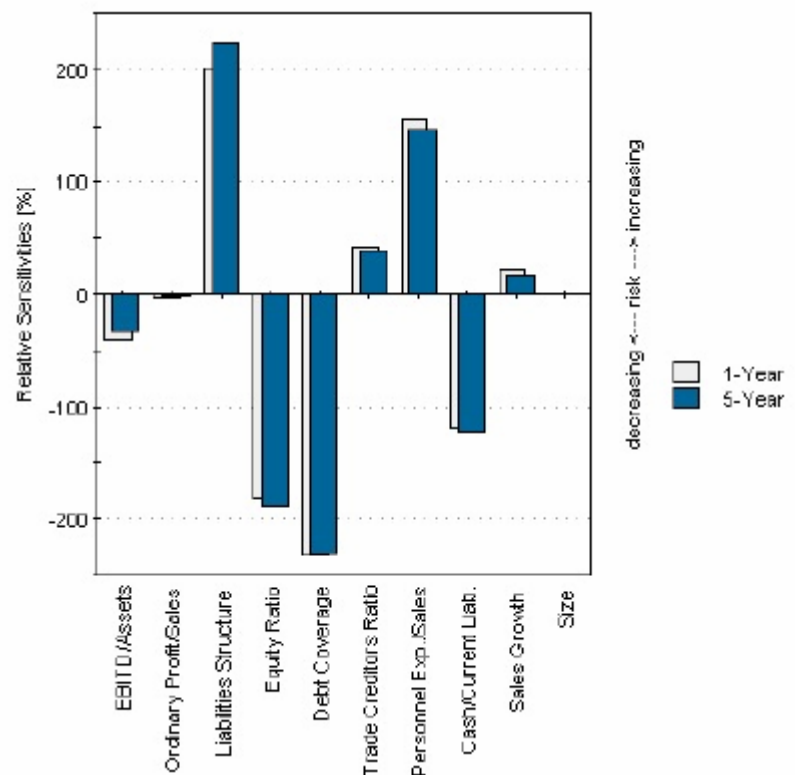
Fuente: Moody's KMV RiskCalc v3.1 Germany

A efectos comparativos, mientras que en este caso el grupo que más peso tiene dentro del modelo es el apalancamiento con un 28%, en el caso español es la categoría actividad, con un 21%. Por otra parte, en el modelo propuesto para Alemania, la que menos peso tiene es el crecimiento con tan solo un 6%, y en el caso español es la

liquidez con un 12%. Cabe destacar que a pesar de que en el caso alemán se incluyen más categorías en el modelo de *Credit Scoring*, y por lógica el peso de cada grupo debería ser menor que en el caso español, la variable más importante ocupa casi el 30% del modelo.

Además se puede conocer el peso que cada variable tiene individualmente sobre la EDF, suponiendo que el resto sean nulas.

Gráfico 2.2: Peso relativo de cada variable sobre la EDF



Fuente: Moody's KMV RiskCalc v3.1 Germany

Tal y como se observa en la Gráfica 2.2, un incremento de las variables que tienen valores positivos provocarán el mismo efecto en el riesgo de crédito, mientras que un aumento de aquellas que tienen valores negativos harán disminuir la probabilidad de impago.

3. NUESTROS DATOS

Tal y como se ha explicado en el primer apartado, la empresa que será sometida a los modelos de *Credit Scoring* propuestos por Moody's para España y Alemania, y que por tanto servirá para detectar diferencias y sacar conclusiones de los resultados obtenidos, es el Grupo Solaria Energía y Medioambiente, S.A. Dicha entidad está constituida bajo el régimen de Sociedad Anónima, y se dedica a la instalación y reparación de instalaciones de cualquier tipo de energía renovable, fontanería, gas, electricidad, frío, calor, acondicionamiento de aire y realización de proyectos técnicos. Además presta servicios de mantenimiento y conservación de obras efectuadas, así como fabricación de módulos, células y componentes de energías renovables. Durante los dos últimos ejercicios, sus principales actividades han estado relacionadas con la generación y mantenimiento de plantas fotovoltaicas.

Fue constituida en noviembre de 2002 como Sociedad Anónima en España de forma indefinida. El 1 de julio de 2009 trasladó su domicilio social a Madrid, concretamente a la calle Princesa, 2. La Sociedad dominante está controlada por DTL Corporación, S.L., domiciliada en Madrid. El depósito de los estados financieros se realiza en el Registro Mercantil de Madrid. Sus acciones están admitidas a cotización en las cuatro Bolsas Oficiales españolas, cotizando en el mercado continuo desde junio de 2007.

Actualmente el Consejo de Administración está compuesto por cinco miembros, cuyo presidente es, desde mayo de 2007 D. Enrique Díaz-Tejeiro Gutiérrez, (fue reelegido por acuerdo de la Junta General en junio de 2013).

En el año 2009 comenzó a ejecutar un Plan de Expansión Internacional que tenía como objetivo la expansión del Grupo en nuevos mercados. La estrategia tuvo su inicio en Europa, concretamente en Italia, Alemania, Francia y Grecia. Más tarde, en el año 2010, el Grupo continuó mostrando su presencia internacional en República Checa y Brasil; y en Gran Bretaña y Latinoamérica en 2011. Como resultado de todo ello, a finales de 2015 el Grupo consiguió incrementar su cifra de negocios internacional en un 15% aproximadamente.

Actualmente, cuenta con una plantilla compuesta por más de 500 trabajadores y desarrolla su actividad en Alemania, Francia, Italia, España, Grecia, República Checa y Latinoamérica, además de concretar acuerdos estratégicos con socios inversores en

Israel y Reino Unido. En España desarrolla su actividad a través de tres fábricas, una localizada en Puertollano (Ciudad Real), donde se encuentra un centro de I+D+i dedicado al desarrollo de la tecnología fotovoltaica; otra en Villanueva (Badajoz) y la restante en Fuenmayor (La Rioja).

Además su continua inversión en I+D+i, así como la integración vertical de su cadena de valor, hacen que su presencia internacional en otros países suponga más del 50% de la facturación de todo el grupo. Lleva a cabo la gestión de sus propias plantas fotovoltaicas, distribuidas en España, Italia, Grecia, República Checa y Alemania. La localización de los proyectos de generación de energía de la entidad se muestra en la Figura 3.1.

Figura 3.1: localización de los proyectos de generación



Fuente: página web de Solaria.

Se prevé que durante este año, además de continuar desarrollando su actividad en los países ya comentados, realizará actividades comerciales en América (Perú, Brasil, Chile, Colombia, México y EEUU), África (Sudáfrica, Marruecos y Argelia), Asia (Arabia Saudí, Jordania, Kazajistán, Turquía, e India), y el Caribe.

Disponiendo de las cuentas anuales individuales y consolidadas de Solaria de los últimos cinco años, se pretende hacer un análisis económico y financiero de las mismas, con el objetivo de ver su evolución durante este período de tiempo. Se realizará para ello, un análisis patrimonial de los balances consolidados, desde 2011 hasta 2015, así como un análisis de la cuenta de pérdidas y ganancias sobre la base de las estructuras

operativas. Después se calcularán los ratios que se consideran más relevantes y se analizará su evolución. (ANEXO III).

3.1. ANÁLISIS PATRIMONIAL DEL BALANCE DE SITUACIÓN

A continuación, en las Tablas 3.1, 3.2 y 3.3 se muestra la composición del balance del Grupo de los últimos cinco años, así como su estructura y evolución a lo largo del período objeto de estudio. (ANEXO III).

Tabla 3.1: masas patrimoniales del Balance del Grupo Solaria de los últimos 5 años (miles de euros)

	2015	2014	2013	2012	2011
ACTIVO NO CORRIENTE	152.953	169.834	190.914	235.499	212.275
ACTIVO CORRIENTE	19.275	27.440	31.344	76.856	127.245
Existencias	1.313	1.455	7.233	40.344	79.362
Realizable	6.894	12.873	11.344	23.486	38.947
Disponible	11.068	13.112	12.767	13.026	8.936
TOTAL ACTIVO	172.228	197.274	222.258	312.355	339.520

	2015	2014	2013	2012	2011
PATRIMONIO NETO	40.656	27.454	23.298	96.829	126.900
PASIVO NO CORRIENTE	94.891	81.153	117.494	107.677	127.545
PASIVO CORRIENTE	36.681	88.667	81.466	107.849	85.075
TOTAL PASIVO	131.572	169.820	198.960	215.526	212.620
TOTAL P.NETO Y PASIVO	172.228	197.274	222.258	312.355	339.520

Fuente: elaboración propia a partir de las Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria

Tabla 3.2: estructura del Balance de situación de los últimos 5 años, Grupo Solaria

	2015	2014	2013	2012	2011
ACTIVO NO CORRIENTE	88,81%	86,09%	85,90%	75,39%	62,52%
ACTIVO CORRIENTE	11,19%	13,91%	14,10%	24,61%	37,48%
Existencias	0,76%	0,74%	3,25%	12,92%	23,37%
Realizable	4%	6,53%	5,10%	7,52%	11,47%
Disponible	6,43%	6,65%	5,74%	4,17%	2,63%
TOTAL ACTIVO	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

	2015	2014	2013	2012	2011
PATRIMONIO NETO	23,61%	13,92%	10,48%	31,00%	37,38%
PASIVO NO CORRIENTE	55,10%	41,14%	52,86%	34,47%	37,57%
PASIVO CORRIENTE	21,30%	44,95%	36,65%	34,53%	25,06%
TOTAL PASIVO	76,39%	86,08%	89,52%	69,00%	62,62%
TOTAL P.NETO Y PASIVO	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Fuente: elaboración propia a través de Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria

Tabla 3.3: evolución del Balance de situación de los últimos 5 años, Grupo Solaria,

	2015-2014	2014-2013	2013-2012	2012-2011
ACTIVO NO CORRIENTE	-9,94%	-11,04%	-18,93%	10,94%
ACTIVO CORRIENTE	-29,76%	-12,46%	-59,22%	-39,60%
Existencias	-9,76%	-79,88%	-82,07%	-49,16%
Realizable	-46,45%	13,48%	-51,70%	-39,70%
Disponible	-15,59%	2,70%	-1,99%	45,77%
TOTAL ACTIVO	-12,70%	-11,24%	-28,84%	-8,00%

	2015-2014	2014-2013	2013-2012	2012-2011
PATRIMONIO NETO	48,09%	17,84%	-75,94%	-23,70%
PASIVO NO CORRIENTE	16,93%	-30,93%	9,12%	-15,58%
PASIVO CORRIENTE	-58,63%	8,84%	-24,46%	26,77%
TOTAL PASIVO	-22,52%	-14,65%	-7,69%	1,37%
TOTAL P.NETO Y PASIVO	-12,70%	-11,24%	-28,84%	-8,00%

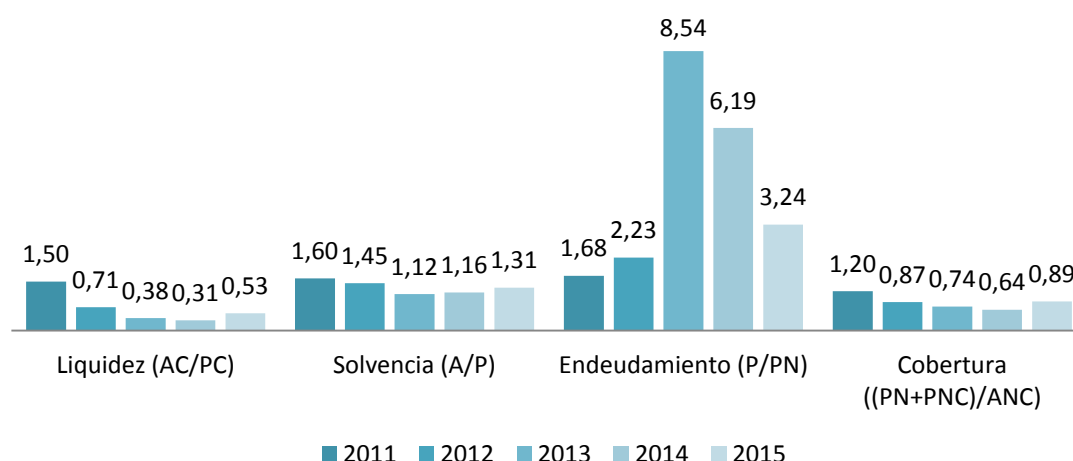
Fuente: elaboración propia a través de las Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria

En cuanto a la estructura de las masas patrimoniales se producen cambios a lo largo de los cinco años analizados. El activo total, se compone mayoritariamente por activo no corriente, que va incrementando su peso con respecto al activo corriente a lo largo de los cinco años, consituyendo en el ejercicio 2015 el 88% del total del activo. Sin embargo, en términos absolutos, la evolución que se produce con respecto a dicha partida es descendente desde el año 2012. Destaca la gran disminución del activo corriente entre los años 2011 y 2015, que llega a ser de aproximadamente un 80% en 2013 y 2014 con respecto al año anterior.

En cuanto a la financiación, la mayor parte proviene de fuentes ajenas a la entidad, llegando a suponer más el 80% de sus recursos entre 2013 y 2014. Aunque desde el año

2013 el Grupo ha conseguido disminuir su financiación ajena, todavía en 2015 ésta tiene un peso importante en su balance, constituyendo más del 75% de su financiación, por lo que el patrimonio neto de la empresa no llega a alcanzar el 25% de los recursos con los que se financia. Con respecto al pasivo, excepto en el año 2012 y 2014 en el que los recursos ajenos a largo y a corto rondaban el 34% y 44% de la financiación de la empresa respectivamente, durante el resto de ejercicios, el Grupo ha estado más endeudado a largo que ha corto plazo. (ANEXO IV).

Gráfico 3.1: evolución de las relaciones lógicas



Fuente: elaboración propia

A través del análisis del balance ya se ha podido intuir el gran endeudamiento al que la entidad está sometida, y con el cálculo de las relaciones lógicas recogidas en el Gráfico 3.1, esta teoría queda demostrada. Solaria no solamente presenta problemas de endeudamiento, sino que además su liquidez está muy por debajo de la deseada, y su ratio de cobertura no supera desde el año 2011 la unidad. El ratio de solvencia es el que mejores resultados presenta, ya que demuestra que la empresa podría cubrir todas sus deudas con la totalidad de su activo. Aunque la situación de la compañía no es favorable en términos económicos, sí se puede observar que el Grupo ha tenido una evolución positiva durante el último año objeto de estudio.

3.2. ANÁLISIS DE LA CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS

A continuación en las Tablas 3.4, 3.5 y 3.6 se muestra la estructura operativa, la significatividad con respecto a las ventas y la evolución de la cuenta de pérdidas y ganancias del Grupo de los últimos cinco años. (ANEXOS V y VI).

Tabla 3.4: estructura operativa de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias de los últimos 5 años
(en miles de euros)

	2015	2014	2013	2012	2011
Importe neto de la cifra de negocios	16.535	24.265	39.767	35.074	111.169
Otros ingresos de explotación	2.997	1.028	100	326	570
Gastos de explotación	-10.154	-10.452	-104.442	-52.127	-183.208
RESULTADO DE EXPLOTACIÓN	9.378	14.841	-64.575	-16.727	-71.469
+/- Rendimientos activos financieros	807	-15	266	375	3.017
RAIT	10.185	14.826	-64.309	-16.352	-68.452
- Gastos financieros	-5.122	-7.599	-9.178	-9.540	-9.548
RAT	5.063	7.227	-73.487	-25.892	-78.000
- Impuesto de sociedades	1.580	-206	-3.128	1.707	-18.320
RDO OPERAC. CONTINUADAS	6.643	7.021	-76.615	-24.185	-96.320
+/- Rdo operaciones interrumpidas	-	-	-	-	-
RESULTADO DEL EJERCICIO	6.643	7.021	-76.615	-24.185	-96.320

Fuente: elaboración propia a través de las Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria

En la Tabla 3.4 se muestra la estructura operativa del Grupo Solaria. En términos absolutos, se puede observar un resultado del ejercicio negativo durante los tres primeros años objetos de estudio, a causa de unos elevados gastos de explotación. Todo ello, tendrá consecuencias negativas no sólo en los resultados de la entidad, sino también en las disferentes magnitudes que se estudian a continuación.

Tabla 3.5: significatividad con respecto al importe neto de la cifra de negocios

	2015	2014	2013	2012	2011
Importe neto de la cifra de negocios	100%	100%	100%	100%	100%
Otros ingresos de explotación	18,13%	4,24%	0,25%	0,93%	0,51%
Gastos de explotación	-61,41%	-43,07%	-262,63%	-148,62%	-164,80%
RESULTADO DE EXPLOTACIÓN	56,72%	61,16%	-162,38%	-47,69%	-64,29%
+/- Rendimientos activos financieros	4,88%	-0,06%	0,67%	1,07%	2,71%
RAIT	61,60%	61,10%	-161,71%	-46,62%	-61,57%
- Gastos financieros	-30,98%	-31,32%	-23,08%	-27,20%	-8,59%
RAT	30,62%	29,78%	-184,79%	-73,82%	-70,16%
- Impuesto de sociedades	9,56%	-0,85%	-7,87%	4,87%	-16,48%

RDO OPERAC. CONTINUADAS	40,18%	28,93%	-192,66%	-68,95%	-86,64%
+/- Rdo operaciones interrumpidas	-	-	-	-	-
RESULTADO DEL EJERCICIO	40,18%	28,93%	-192,66%	-68,95%	-86,64%

Fuente: elaboración propia a partir de las Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria, 2015

El aspecto más significativo que muestra la Tabla 3.5 es la obtención de resultados negativos durante los años 2011, 2012 y 2013. Concretamente en 2011 y 2013, los gastos de explotación con respecto a las ventas superan el 150% de las mismas, provocando finalmente un resultado de explotación negativo. Para el resto de los ejercicios, los ingresos de explotación incrementan su significatividad con respecto a las ventas, y se logra disminuir el peso que los gastos de explotación tienen sobre las mismas, consiguiendo un resultado positivo.

Tabla 3.6: evolución de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias de los últimos 5 años

	2015-2014	2014-2013	2013-2012	2012-2011
Importe neto de la cifra de negocios	-31,86%	-38,98%	13,38%	-68,45%
Otros ingresos de explotación	191,54%	928,00%	-69,33%	-42,81%
Gastos de explotación	-2,85%	-89,99%	100,36%	-71,55%
RESULTADO DE EXPLOTACIÓN	-36,81%	122,98%	-286,05%	76,60%
+/- Rendimientos activos financieros	5.480,00%	-105,64%	-29,07%	-87,57%
RAIT	-31,30%	123,05%	-293,28%	76,11%
- Gastos financieros	-32,60%	-17,20%	-3,79%	0,08%
RAT	-29,94%	109,83%	-183,82%	66,81%
- Impuesto de sociedades	866,99%	93,41%	-283,25%	109,32%
RDO OPERAC. CONTINUADAS	-5,38%	109,16%	-216,79%	74,89%
+/- Rdo operaciones interrumpidas	-	-	-	-
RESULTADO DEL EJERCICIO	-5,38%	109,16%	-216,79%	74,89%

Fuente: Elaboración propia a partir de las Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria.

La Tabla 3.6 presenta las variaciones que han sufrido la gran mayoría de las partidas analizadas con respecto al año anterior. Uno de los aspectos más destacables es el incremento que la partida de otros ingresos de explotación presenta desde 2013. Además, los rendimientos de activos financieros, tras cuatro años de evolución negativa, se incrementan en 2015 en 5.480% con respecto al año anterior, en el que llegaron a ser negativos. El resultado del ejercicio, ha presentado también diversas variaciones en su evolución, destacando su gran disminución en 2013 con respecto a 2012, a pesar de que se recupera al año siguiente en un 109% llegando a ser positivo.

A continuación, se han calculado algunos de los ratios que representen la rentabilidad de las ventas, económica y financiera del Grupo Solaria, con el objetivo de ver su evolución durante estos últimos años.

Tabla 3.7: Análisis de rentabilidades

	DEFINICIÓN	2011	2012	2013	2014	2015
RENTABILIDAD DE LAS VENTAS						
Margen comercial	$\frac{RAIT}{Ventas}$	-0,62	-0,47	-1,62	0,61	0,62
RENTABILIDAD ECONÓMICA						
ROI (Rentabilidad de activos después de intereses)	$\frac{RAIT}{Activo Medio}$	-0,18	-0,05	-0,24	0,07	0,06
RENTABILIDAD FINANCIERA						
RF antes de impuestos	$\frac{RAT}{PN Medio}$	-0,43	-0,23	-1,22	0,28	0,15
RF después de impuestos	$\frac{Rdo. Ejercicio}{PN Medio}$	-0,54	-0,22	-1,28	0,28	0,20

Fuente: Elaboración propia a partir de la Cuentas Anuales consolidadas del Grupo Solaria.

El margen comercial de Solaria S.A., indica la proporción de las ventas que el Grupo transforma en beneficios antes de intereses e impuestos. En base a la Tabla 3.7, se han obtenido unos ratios para los tres primeros años negativos, ya que el RAIT fue menor a cero. Sin embargo, para los dos últimos ejercicios los resultados son más favorables, mejorándose ligeramente dicha magnitud en el ejercicio 2015, gracias a la obtención de un RAIT positivo por la disminución de los gastos de explotación.

Para hallar el ROI se requiere el cálculo del activo medio, definido como la media aritmética del activo total del año que se valora y del anterior. De igual forma se calcula el patrimonio neto medio para realizar el análisis de los ratios representativos de la rentabilidad financiera Tanto el ROI, como la rentabilidad financiera antes y después de impuestos, han mejorado desde el ejercicio 2011. Dado que se obtuvieron resultados negativos, los ratios calculados presentan el mismo signo hasta 2013.

Hay que destacar que, aunque todas las magnitudes analizadas durante los cinco años han presentado una evolución favorable, todos los indicadores presentan sus peores resultados en el año 2013, ya que es el ejercicio en el que más gastos de explotación se registraron, en comparación con el activo y patrimonio neto del Grupo, y por tanto, el resultado de explotación, no solo mostró signo negativo, sino que también disminuyó con respecto al ejercicio 2012.

Tras haber realizado el análisis de los ratios financieros que posteriormente se introducirán en los modelos de *Credit Scoring*, a priori se puede concluir que el Grupo, aunque no presenta problemas de solvencia, y ha evolucionado de forma favorable desde el año 2013, sí destaca su poca capacidad de liquidez y su elevado endeudamiento, por lo tanto, es posible que en caso de necesitar financiación no obtuviese condiciones favorables. Además tal y como se ha expuesto anteriormente, el Grupo se financia mayoritariamente con recursos ajenos, y estos suponen alrededor de un 80% de su financiación, frente a los recursos propios que solamente tendrían un peso del 20%.

4. RESULTADOS TRAS LA APLICACIÓN DE LOS MODELOS DE *CREDIT SCORING*

Con toda la información anteriormente recopilada, tanto de los modelos que se van a desarrollar, como de la empresa objeto de estudio, el cometido de este apartado es el cálculo y el análisis de los resultados obtenidos.

4.1. CUESTIONES PREVIAS RELEVANTES

En los apartados 2.1.4. y 2.2.4. y concretamente en los Gráficos 1 y 3, aparecen recogidos los pesos que cada una de las variables tiene sobre el modelo. La información aportada es útil para calcular la probabilidad de impago de una empresa, con un horizonte temporal de uno y cinco años, sin embargo, se ha creído conveniente el cálculo de la misma en ambos modelos abarcando los cinco últimos ejercicios económicos, es decir, los comprendidos entre 2011 y 2015. Por tanto, se ha seleccionado el peso de cada una de las variables representado por las barras azules de los Gráficos 1 y 3, que representan el impacto que cada una tiene de forma individual sobre la probabilidad de impago. Hay que destacar que en el modelo original publicando por Moody's no se dan datos exactos sobre los coeficientes, por lo que han sido obtenidos solamente a través de la observación del gráfico, y son por tanto aproximados.

Una vez se han descrito todas las variables y se han obtenido los datos de cada uno de los coeficientes para ambos modelos, gracias a la información publicada en las Cuentas Anuales Consolidadas del Grupo Solaria, se han calculado cada uno de los ratios de los que se componen los modelos.

Es importante señalar también que Moody's no aporta todos los datos para poder hallar una probabilidad de impago de forma exacta. Se trata de un modelo que ha requerido mucha inversión no solo económica, sino también en capital humano e investigación, por lo que la empresa es reticente a aportar toda la información. Además, el número de entidades dedicadas a la evaluación de riesgos crediticios es muy pequeño, por tanto, tienen un elevado peso en una industria donde la reputación es un elemento esencial y existen fuertes barreras a la entrada. Entidades como Moody's, Fitch o Standard and Poors, se encuentran envueltas en procesos constantes de investigación de nuevos

modelos y mejora de otros ya elaborados, la competencia entre estas grandes empresas es muy elevada, y perjudica a la información publicada, es decir, existe secretismo y opacidad en la información transmitida.

Por este motivo, los datos que se han obtenido tras la aplicación de los modelos son aproximados; así no se ofrecen datos concretos sobre la variable T_i , que representa transformaciones no paramétricas que capturan el impacto no lineal de los ratios financieros, y por tanto, no han sido considerados en el cálculo de las probabilidades de impago. Sin embargo, para garantizar la robustez del modelo estimado y los datos obtenidos, se calculará en el Z-Score de Altman.

4.2. RESULTADOS OBTENIDOS TRAS LA APLICACIÓN DEL MODELO RISKCALC v.3.1. SPAIN

La recta de regresión muestral utilizada para el cálculo de la probabilidad de impago es la que recoge la Fórmula (2). Para su cálculo se ha partido de la Fórmula (1), sin embargo, solamente considera el cálculo de la probabilidad de impago de un ejercicio concreto. Dado que en este caso se pretende calcular la probabilidad de *default* del Grupo Solaria de los últimos cinco años, la distribución normal no se aplica sobre el sumatorio de los coeficientes multiplicados por los ratios financieros, sino sobre la media ponderada de cada ratio financiero por el peso que cada variable tiene en el modelo.

$$FSO EDF = F(\Phi(\text{Promedio}(0,9 \cdot x_{1(2011)} - 2,4 \cdot x_{2(2011)} + 0,1 \cdot x_{3(2011)} + 0,35 \cdot x_{4(2011)} + 1,5 \cdot x_{5(2011)} - 0,5 \cdot x_{6(2011)} - 0,75 \cdot x_{7(2011)} - 1,5 \cdot x_{8(2011)} + \dots + \beta_1 \cdot 0,9 \cdot x_{1(2015)} - 2,4 \cdot x_{2(2015)} + 0,1 \cdot x_{3(2015)} + 0,35 \cdot x_{4(2015)} + 1,5 \cdot x_{5(2015)} - 0,5 \cdot x_{6(2015)} - 0,75 \cdot x_{7(2015)} - 1,5 \cdot x_{8(2015)})) \quad (2)$$

Donde;

$$x_1 = \frac{\text{Gastos financieros}}{\text{Ventas}}$$

$$x_2 = \frac{EBITDA}{\text{Gastos Financieros}}$$

$$x_3 = \text{Changes in AR Turnover} = \text{AR Turnover}_t^8 - \text{AR Turnover}_{(t-1)}$$

$$x_4 = \frac{\text{Ventas}_t}{\text{Ventas}_{t-1}} - 1$$

$$x_5 = \frac{\text{Pasivo} - \text{Disponible}}{\text{Activo total}}$$

$$x_6 = \text{Current ratio} = \frac{\text{Activo corriente}}{\text{Pasivo corriente}}$$

$$x_7 = \frac{\text{Disponible}}{\text{Activo corriente}}$$

$$x_8 = \text{ROA} = \frac{\text{RAIT}}{\text{Activo Total Medio}}$$

No se han incorporado variables relacionadas con la industria en la que se mueve la empresa, puesto que, como en otros modelos propuestos, al ser prácticamente imposible disponer de información suficiente para realizar este tipo de ajustes al calibrar el modelo, no se han incluido todos los elementos que pueden llegar a afectar a la probabilidad de mora de una empresa. Sin embargo, en la estimación que Moody's realiza con una muestra de multitud de empresas de todos los sectores, sí que han llegado a reconocer industrias con probabilidades de impago más altas que otras, por ejemplo la construcción, (Dwyer y Stein, 2004). Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 4.1 (ANEXO VII):

Tabla 4.1: Resultados obtenidos tras la aplicación de KMV Riskcalc v3.1 Spain

PESO RELATIVO SOBRE LA EDF	RATIO	MEDIA	MEDIA * PESO RELATIVO
90%	x_1	0,242322451	0,218090206
-240%	x_2	-1,267300364	3,041520875
10%	x_3	0,014243719	0,001424372
35%	x_5	-0,314005034	-0,109901762
150%	x_6	0,715999273	1,073998909
-50%	x_7	0,685600932	-0,342800466
-75%	x_8	0,339817835	-0,254863376
-150%	x_9	-0,068141422	0,102212133
TOTAL			3,729680891
Distribución normal			99,9904%

Fuente: Elaboración propia.

⁸ AR Turnover se define como cuentas a cobrar / ventas

La primera columna de la Tabla 4.1 recoge los pesos relativos que cada variable tiene sobre la *EDF* en porcentaje, ya que, se trata de un modelo probit y por tanto, una vez aplicado, modeliza la probabilidad utilizando la función de distribución acumulada estándar $\Phi(z)$, donde Φ es la función de distribución normal acumulada, y z es el “valor- z ” del modelo Probit. Posteriormente, la segunda columna muestra cada uno de los ratios considerados por el modelo y explicados previamente; en la siguiente columna, aparecen los cálculos de los ratios de los últimos cinco años; y por último, en la última columna, el producto de esta media ponderada y el peso relativo de cada ratio financiero. Finalmente, aparece la suma total de la cuarta columna, y es sobre ese dato, (3,279680891), sobre el que se ha aplicado la distribución normal acumulada, obteniendo una probabilidad de insolvencia de 99,90%.

Este resultado implica una probabilidad prácticamente de impago del 100% del Grupo Solaria, que es coherente con el análisis económico y financiero realizado de la entidad y desarrollado a lo largo de todo el tercer apartado. Recordar que la entidad aunque durante los dos últimos años ha mejorado sus resultados, sigue manteniendo un elevado ratio de endeudamiento además de resultados desfavorables de su ratio de liquidez, es decir, la entidad no es capaz de hacer frente a sus deudas a corto plazo.

4.3. RESULTADOS OBTENIDOS TRAS LA APLICACIÓN DEL MODELO RISKCALC v.3.1. GERMANY

Una vez hallada la probabilidad de impago del Grupo Solaria mediante el modelo Riskcalc KMV propuesto para España, a continuación se calculará dicha probabilidad pero utilizando el modelo propuesto para Alemania para, de esta forma, poder establecer si se producen o no diferencias en los resultados obtenidos utilizando las cuentas anuales de una misma entidad.

La recta de regresión muestral utilizada en este caso para el cálculo de la probabilidad de impago utilizando el modelo propuesto para Alemania, es la que recoge la Fórmula (3). Para su cálculo se ha partido igual que en el caso anterior de la Fórmula (1), pero dado que ésta solamente sirve para el cálculo de la probabilidad de impago de un año, la distribución normal se aplica sobre la media ponderada de cada ratio financiero por el peso que cada variable tiene en el modelo.

$$FSO EDF = F(\Phi(\text{Promedio} (-1,9 \cdot x_{1(2011)} + 2,25 \cdot x_{2(2011)} - 1,25 \cdot x_{3(2011)} - 0,3 \cdot x_{4(2011)} - 0,1 \cdot x_{5(2011)} + 0,4 \cdot x_{6(2011)} - 2,3 \cdot x_{7(2011)} + 1,45 \cdot x_{8(2011)} + 0,2 \cdot x_{9(2011)} + \dots - 1,9 \cdot x_{1(2015)} + 2,25 \cdot x_{2(2015)} - 1,25 \cdot x_{3(2015)} - 0,3 \cdot x_{4(2015)} - 0,1 \cdot x_{5(2015)} + 0,4 \cdot x_{6(2015)} - 2,3 \cdot x_{7(2015)} + 1,45 \cdot x_{8(2015)} + 0,22,3 \cdot x_{9(2015)})))$$

(3)

Donde;

$$x_1 = \text{Equity ratio}^9$$

$$x_2 = \text{Liabilities structure} = \frac{\text{Acreedores comerciales} + \text{Deudas bancarias} + \text{Pagarés}}{\text{Deudas} + 50\% \text{ reservas especiales} - \text{Anticipos}}$$

$$x_3 = \frac{\text{Efectivo} + \text{Equivalentes}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

$$x_4 = \frac{\text{EBITDA}}{\text{Activo Total}}$$

$$x_5 = \frac{\text{Resultado de explotación}}{\text{Ventas}}$$

$$x_6 = \text{Trade creditors ratio} = \frac{(\text{Acreedores comerciales} + \text{Pagarés}) * 360}{\text{Ventas}}$$

$$x_7 = \text{Debt coverage} = \frac{\text{Beneficio ordinario} - \text{Depreciaciones}}{\text{Deudas} + 50\% \text{ reservas especiales} - \text{Anticipos}}$$

$$x_8 = \frac{\text{Gastos de personal}}{\text{Ventas}}$$

$$x_9 = \text{Sales growth} = \frac{\text{Ventas netas}_t}{\text{Ventas netas}_{t-1}} - 1$$

Tampoco se han incorporado variables relacionadas con la industria por el mismo motivo que en el modelo propuesto para España.¹⁰

Una vez recopilada toda la información necesaria, se ha aplicado el modelo siguiendo el mismo procedimiento que para el cálculo de la probabilidad de impago de Solaria con el

⁹ Equity ratio se define como:

$$\frac{\text{Capital} + 50\% \text{ reservas especiales} - \text{Activos inmateriales}}{\text{Activo total} - \text{activos intangibles} - \text{Efectivo y equivalentes} - \text{Inversiones financieras a corto plazo} - \text{Terrenos y construcciones}}$$

¹⁰ Dwyer y Stein (2004), Technical Document on RiskCalc v3.1 Methodology

modelo propuesto para España. Los resultados obtenidos tras la aplicación de la Fórmula (3) se muestran en la Tabla 4.2 (ANEXO VIII):

Tabla 4.2: Resultados obtenidos tras la aplicación de KMV Riskcalc v3.1 Germany

PESO RELATIVO SOBRE LA EDF	RATIO	MEDIA	MEDIA * PESO RELATIVO
-190%	x_1	0,27458643	-0,52171421
225%	x_2	0,82305525	1,851874322
-125%	x_3	0,16642963	-0,208037033
-30%	x_4	-0,04185021	0,012555064
-10%	x_5	-0,31296872	0,031296872
40%	x_6	0,00553155	0,002212621
-230%	x_7	-0,17512902	0,402796747
145%	x_8	0,22787813	0,330423292
20%	x_9	-0,31400503	-0,062801007
TOTAL			1,838606669
Distribución normal			96,70%

Fuente: Elaboración propia.

La probabilidad de impago ha sido calculada de la misma forma que en el caso anterior, por lo tanto, tras la aplicación de la regresión Probit también se obtienen probabilidades usando $\Phi(z)$ (función de distribución acumulada estándar). En la Tabla 4.2 aparecen plasmados los mismos cálculos, con la diferencia de que en este modelo, se han considerado variables financieras y ponderaciones diferentes. La probabilidad de *default* resultante se ha calculado aplicando la distribución normal acumulada de 1,838, y esta asciende a 96,70%. También es una probabilidad de mora desmesurada, y coherente con el análisis económico previo del Grupo, pero ligeramente inferior al caso español, concretamente en un 3,28%. Aunque la diferencia entre los resultados obtenidos no es muy significativa, el hecho de que la probabilidad de impago del Grupo Solaria sea levemente inferior al utilizar el modelo alemán, puede hacernos pensar que España es un país más averso al riesgo.

4.4. ANÁLISIS DE ROBUSTEZ: EL MODELO Z-SCORE DE ALTAMAN (1968)

El modelo Riskcalc KMV de Moody's es uno de los más recientes para la valoración y evaluación del riesgo crediticio, sin embargo, el uso de este tipo de sistemas que incorporan ratios financieros comenzaron a ser aplicados a las finanzas (y concretamente a la quiebra o *default*) desde el trabajo empírico de Beaver (1966). Hasta entonces, dentro del análisis financiero no se había planteado el análisis de las causas ni

factores de los casos de insolvencia, ya que se consideraba como *un evento súbito causado directa y principalmente por las particularidades de cada empresa* (Greenball, 1971; Gordon, 1971). El fracaso financiero era analizado únicamente desde un enfoque puramente contable. Sin embargo, a partir de mediados de los sesenta aparecieron teorías que demostraban que los ratios financieros de las empresas fallidas tenían un perfil diferenciado (Beaver, 1966; Dambolena y Khory, 1980). Estos autores propusieron relacionar los procesos de fracaso con decisiones financieras clave, como la estructura financiera (Modigliani y Meller, 1958 y 1963) y con el comportamiento del valor de la compañía (Baxter, 1967; Altman, 1968; Gordon, 1971; Scott, 1977).

Por su parte, (Beaver, 1966), desarrolló un análisis univariado de aquellas variables o ratios financieros que podrían llegar a influir en la insolvencia de una compañía. El objetivo era la predicción de la quiebra a través de la solvencia y la liquidez real de las empresas. Altman (1968) centró su estudio en empresas cuya situación de fracaso coincidía con la situación legal de quiebra.

Éste último desarrolló un estudio basado en la problemática de insolvencia desde un enfoque multivariante, es decir, considerando la influencia simultánea de dos o más covariables, mediante el Análisis Discriminante Múltiple (MDA), sobre una serie de ratios financieros. Logró una tasa de acierto del 95% un año antes del fallo utilizando un modelo econométrico compuesto por solo cinco ratios combinados para producir un índice sintético, denominado Z, que asigna un coeficiente a cada uno de los ratios utilizados. Este enfoque discriminante ha sido empleado con mucha frecuencia desde entonces, y todavía actualmente mantiene una gran notoriedad (Charitou et al., 2004). El modelo hallado finalmente (Modelo Z de Altman, 1968), es el que mayor reconocimiento tiene en la predicción de la insolvencia financiera, y por este motivo se utilizará para demostrar la robustez del modelo propuesto por Moody's.

La probabilidad de quiebra se determina aplicando el siguiente modelo (fórmula (4)):

$$Z - Score = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,99X_5 \quad (4)$$

Donde;

$$X_1 = Capital\ circulante / Activo\ total$$

$$X_2 = \text{Resultado retenido} / \text{Activo total}$$

$$X_3 = \text{RAIT} / \text{Activo total}$$

$$X_4 = \text{Capitalización bursátil} / \text{Pasivo total}$$

$$X_5 = \text{Ventas netas} / \text{Activo Total}$$

Dependiendo del valor final que tome Z, el Modelo Z-Score puede interpretarse de la siguiente forma:

- Z-SCORE superior a 2,99: la empresa no tendrá problemas de insolvencia en el futuro.
- Z-SCORE entre 2,98 y 1,82: la entidad se encuentra en una “zona gris” o no bien definida, es decir, no pueden realizarse previsiones con fiabilidad.
- Z-SCORE inferior a 1,81: la entidad tiene problemas de solvencia, hay peligro de quiebra puesto que se encuentra en peligro financiero.

Los resultados obtenidos para cada uno de los años objeto de estudio del Grupo Solaria se muestran en la Tabla 4.3:

Tabla 4.3: Modelo Z-Score de Altman aplicado al Grupo Solaria

COEFICIENTES	RATIOS	2015	2014	2013	2012	2011
1,2	X ₁	-0,1011	-0,3104	-0,2255	-0,0992	0,1242
1,4	X ₂	0,1989	0,0269	0,0239	0,0170	0,0156
3,3	X ₃	0,0591	0,0752	-0,2893	-0,0524	-0,2025
0,6	X ₄	0,5248	0,4274	0,3834	0,3238	0,3383
0,99	X ₅	0,0960	0,1230	0,1789	0,1123	0,3274
	Z	0,7623	0,2915	-0,7848	0,0374	0,0300
		Problemas de insolvencia				

Fuente: elaboración propia

Las conclusiones a las que se ha llegado tras la aplicación del Z-Score de Altman son las mismas que las obtenidas tras la aplicación de los modelos Riskcalc KMV propuestos para España y Alemania. La entidad se encuentra en serios problemas de insolvencia, por lo tanto, su Z-Score es muy pequeño y en el año 2013 incluso negativo a causa del RAIT. Aunque se observa una mejora desde el año 2013 ésta no es suficiente como para afirmar que la entidad ha superado la zona de peligro por insolvencia.

5. CONCLUSIONES

El objetivo de este proyecto es determinar si existen diferencias en la probabilidad de impago de una misma entidad mediante la aplicación de dos modelos de *Credit Scoring* propuestos por Moody's, uno para España y otro para Alemania. La estimación de todos los modelos se ha realizado a través de la información publicada por el Grupo Solaria en sus Cuentas Anuales, y el horizonte temporal analizado ha sido 2011 a 2015. Es decir, el input informativo es exactamente el mismo independientemente de los modelos de evaluación de riesgos crediticios utilizados, y por tanto, como era de prever, los resultados obtenidos han sido similares.

Aunque la probabilidad de impago del Grupo Solaria varía dependiendo del modelo KMV utilizado, estas diferencias no son significativas. Recordar que, la probabilidad de impago obtenida con el modelo Riskcalc v.3.1 Spain asciende a 99,99%, un 3,28% superior a la obtenida con el modelo propuesto para Alemania.

Ambas son probabilidades muy elevadas, pero coherentes con el análisis económico y financiero de Solaria. Sus resultados no son nada favorables en la mayoría de ejercicios objeto de estudio, y aunque durante los dos últimos años su evolución ha sido positiva, su endeudamiento sigue siendo muy elevado. Sin embargo, llama la atención que con la aplicación del modelo propuesto para España, la probabilidad de *default* sea superior a la resultante con el modelo alemán, es decir, en virtud de los resultados obtenidos se puede deducir que España es un país más averso al riesgo que Alemania.

Por otro lado, utilizando el modelo Z-Score de Altman no se extraen conclusiones diferentes, ya que el Z hallado es, durante los cinco años objetos de estudio inferior a 1,81, mostrando que la empresa se encuentra en problemas de insolvencia, es decir, en caso de que el Grupo no sea capaz de corregir este problema y obtener resultados más favorables en los próximos ejercicios, puede llegar a una situación de quiebra.

Los modelos de *Credit Scorig* desarrollados en este proyecto, aunque muestran resultados aproximados son coincidentes con el análisis económico-financiero realizado al Grupo Solaria, y además respaldados por los resultados obtenidos tras la aplicación del modelo de Altman (1968), por lo tanto, se puede concluir que existe veracidad en los resultados obtenidos.

BIBLIOGRAFÍA

- Águila Quesada, J. del, Cortés García, F. J., Fernández Ruíz, I., & García Moreno, F. J. (2002). *El riesgo en la industria bancaria. Una aproximación a Basilea II*. Caja Rural Intermediterránea, Cajamar.
- Amat, O. (2014). Scoring y rating. Cómo se elaboran e interpretan. *Tu asesor*, 5(2).
- Boral, A., Carty, L. V., & Falkenstein, E. (2000). *Riskcalc for private companies*. Moody's default model. Moody's Investor Service.
- Boj, E., Claramunt, M. M., Steve, A., & Fortiana, J. (s. f.). *Criterios de selección de modelo en Credit Scoring. Aplicación del análisis discriminante basado en distancias*. Universidad de Barcelona: Trabajo financiado por el Ministerio de Educación y Ciencia.
- Coloma, P., Guajardo, J., Miranda, J., & Richard, W. (2006). Modelos analíticos para el manejo de riesgo de crédito. *Trend management edición especial/Noviembre*, 8, 44-51.
- Comisión Nacional del Mercado de Valores. [Web]. Disponible en: <https://www.cnmv.es/portal/home.aspx>
- Correa, P., & Bravo, F. (2013). *Oportunidades para el sistema de información comercial*. Banco Santander.
- Chye Koh, H. (2016). A Two-step Method to Construct Credit Scoring Models with Data Mining Techniques. *International Journal of Business and Information*, 1, (1), 96-118.
- Dabós, M. (2007). *Credit Scoring*. Escuela de Negocios de la Universidad de Belgrano.
- Douglas, Dwyer, & Stein. (2004). *Technical Document on RiskCalc v3.1 Methodology*. Moody's KMV Company.
- Edwin Torrico Salamanca, S. (2014). Macro Credit Scoring como propuesta para cuantificar el riesgo de crédito. *Investigación y Desarrollo, Universidad Privada Boliviana*, 2(14), 42-64.

- Englisch, P., & Teigland, J. (2015). *European Mid-Market Barometer January 2015*. Ernst and Young.
- Espín García, O., & Rodríguez Caballero, C. V. (2013). Metodología para un scoring de clientes sin referencias crediticias. *Cuadernos de economía*.
- Estevan Rodríguez Guevara, D., & Trespalacios Carrasquilla, A. (s. f.). *Medición de Valor en Riesgo en Cartera de Clientes a Través de Modelos Logísticos y Simulación de Montecarlo*. Universidad Nacional de Colombia.
- Esteve, E. M. (2008). *Un modelo de Credit Scoring basado en el conocimiento de la aplicación de Basilea II y su papel innovador en el sector bancario*. Universidad CEU Cardenal Herrera.
- Fensterstock, A. (2005). Credit Scoring and the Next Step. *Questia*.
- Figuerola, M. (2006). *Minería de Datos aplicada a Credit Scoring*. Universidad San Francisco de Quito, Quito.
- Garrido Miralles, P., & Íñiguez Sánchez, R. (s. f.). *Análisis de estados cnotables* (3ª). Pirámide.
- González Pascual, J. (s. f.). *Análisis de la empresas a través de su información económico - financiera* (4ª). Pirámide.
- Grupo Solaria. [Web]. Disponible en <http://www.solariaenergia.com/>
- Gutiérrez Guirault, M. A. (2007). *Modelos de Credit Scoring. Qué, cómo, cuándo y para qué*. Gerencia de Investigación y Planificación Normativa, Subgerencia General de Normas: Banco Central de la República Argentina (BCRA).
- Heidari Soureshjani, M., & Mohammad Kimiagari, A. (2012). "Calculating the best cut off point using logistic regression and neural network on credit scoring problem- A case study of a commercial bank." *African Journal of Business Management*.

- Hood, F., & Dwyer, D. W. (2006). *Moody's KMV Riskcalc v3.1 Germany*. Moody's KMV Company.
- Juan Camilo Ochoa, P. J., Wilinton Galeano, M., & Gabriel Agudelo, V. L. (2010). *Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera*. Universidad de Antioquia.
- Kelvin Chua, L., & Hood, F. (2008). *Moody's KMV Riskcalc v3.1 Spain*. Moody's KMV Company.
- Llano Monelos, P. de, Piñeiro Sánchez, C., & Rodríguez López, M. (s. f.). *Predicción de insolvencia y fracaso financiero: medio siglo después de Beaver (1966). Avances y nuevos resultados*. Grupo de Investigación Finanzas y Sistemas de Información para la Gestión (FISYG), Universidad de Coruña.
- Losada López, R. (2009). *Agencias de Rating: hacia una nueva regulación*. Comisión Nacional del Mercado de Valores.
- Mermelstein, D. A. (2006). *Defaults en carteras hipotecarias, macroeconomía y arreglos institucionales: Más allá de los modelos de Credit-Scoring tradicionales*. Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.
- Mester, L. J. (1997). What's the Point of Credit Scoring? *Business Review*, September/October, 1-14.
- Miguel Domínguez, J. C. de, Miranda Torrado, F., Pallas González, J., & Peraza Fandiño, C. (s. f.). *La medición del riesgo de crédito y el nuevo acuerdo de capital del Comité de Basilea*. Universidad de Santiago de Compostela.
- Moreno Valencia, S. (2013). *El Modelo Logit Mixto para la construcción de un Scoring de Crédito*. Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia.

- Rayo Cantón, S., Lara Rubio, J., & Camino Blasco, D. (2010, June). *Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II*. Universidad de Granada, Journal of Economics, Finance and Administrative Science.
- Teszkiewicz, A. (2012). *Estrategias para controlar el riesgo*. Encuentro Nacional de Ejecutivos de Créditos y Cobranzas, SPSS Argentina S.A.